

La Inteligencia Artificial como Catalizador en la Adopción de Sistemas de Gestión y Mantenimiento de Activos empresariales (EAM) una Revisión Sistemática según Directrices Prisma y Análisis Bibliométrico.

Laura Daniela Jiménez Mendivelso
Diego Julian Rodriguez Patarroyo
Abel Antonio Navarrete López
Universidad Distrital Francisco José de Caldas

Resumen

Contexto: La Inteligencia artificial se ha destacado como una herramienta que facilita la articulación de diferentes frentes de negocios, dentro de los cuales están los sistemas de gestión y mantenimiento de activos empresariales (EAM, por sus siglas en inglés).

Los EAMs iniciaron como módulos de mantenimiento correctivo tradicional y en la actualidad permiten establecer estrategias predictivas basadas en IA, IoT y cloud computing.

Oportunidad: no obstante, en las MIPYMES la adopción de sistemas EAM continúa siendo restringida por limitaciones técnicas, económicas y organizacionales, situación que posiciona a la inteligencia artificial como una oportunidad estratégica para reconfigurar dichas barreras y facilitar su implementación efectiva.

La integración de IA en el EAM permite una transición del modelo reactivo al proactivo [41], se identifican capacidades clave como la automatización de tareas y la analítica predictiva. Estas funciones modifican directamente las barreras de penetración desde la dimensión técnica, económica y organizacional.

Objetivo: Realizar una revisión de la literatura con el propósito de identificar las barreras en la adopción de sistemas Enterprise Asset

Management (EAM) y la modificación de estas a través de la Inteligencia Artificial (IA)

Introducción

La gestión de activos empresariales o Enterprise Asset Management ha adquirido funcionalidades que le permiten pasar de enfoques reactivos a modelos predictivos y que se basan en datos, utilizando inteligencia artificial (IA) [6], [8]. Sin embargo, la adopción de estos sistemas sigue siendo limitada, especialmente en mipymes, esto debido a barreras técnicas, económicas y organizaciones que existían previo a la integración de IA [10], [18]. En estas condiciones, la IA emerge como un catalizador que tiene la capacidad de reconfigurar y habilitar capacidades de automatización, analítica predictiva y optimización de ciclo de vida de los activos [41], [12]. en los EAM.

Este estudio presenta una revisión sistemática de literatura bajo las directrices Prisma y complementada con un análisis bibliométrico, el objetivo fue identificar en las publicaciones científicas como la integración de la inteligencia artificial modifica las barreras de adopción de esta tecnología y consolida modelos de gestión de activos inteligentes, eficientes y sostenibles [2], [5],[31].

Metodología

El estudio utilizó una metodología basada en métodos mixtos.

Se realizó un análisis bibliométrico cuantitativo usando VOSviewer, con el objetivo de explorar la literatura mediante redes de coocurrencia de palabras clave [1]. Por otra parte, se aplicó un proceso de selección cualitativo guiado por PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), el cual garantizó el rigor en la identificación, elegibilidad e inclusión de estudios relevantes [2].

Para la identificación de los registros y la construcción del mapeo bibliométrico, se utilizaron las bases de datos Scopus y Web of Science, mediante una ecuación de búsqueda construida a partir de palabras clave (gestión de activos empresariales, inteligencia artificial) que definen el campo de investigación y fundamentan la sistematización de la revisión de literatura [3].

El análisis exploratorio cuantitativo realizado con VOSviewer tomó todos los registros obtenidos de las bases académicas. Para consolidar estos datos se implementó un proceso de convalidación de datos, convergencia de fuentes de información, alineación semántica de etiquetas, eliminación de redundancias y la estructuración de un repositorio de datos integrado a través del software Atenea Sires [4].

Los resultados de este proceso constituyen la base para realizar posteriormente el análisis cualitativo en profundidad mediante PRISMA.

Tabla I. Consolidación de registros

Base de datos	Cantidad de registros
Scopus	238
Web of Science	100

Datos depurados por Atenea Sires	329
----------------------------------	-----

Para llevar a cabo el análisis cuantitativo mediante técnicas bibliométricas, se formularon dos preguntas de investigación con el objetivo de identificar los conceptos clave y los términos emergentes dentro del panorama del campo de estudio:

¿Cuáles son los conceptos clave dentro del panorama de investigación?

¿Cuáles son los términos emergentes dentro del panorama de investigación?

Para dar respuesta a estas preguntas, se definieron los tipos y unidades de análisis. En ambos casos, se empleó la visualización de redes de coocurrencia de términos [5]; para la identificación de conceptos clave se analizaron los términos extraídos de los resúmenes, mientras que para los términos emergentes se utilizó una visualización de coocurrencia basada en el año promedio de publicación [5], considerando como unidad de análisis las palabras clave de autor.

El procedimiento PRISMA se desarrolló en cuatro etapas: identificación, depuración, selección, elegibilidad e inclusión. En la fase de identificación se recopilaban los registros provenientes de las bases de datos Scopus y Web of Science mediante la ecuación de búsqueda definida. Posteriormente, se realizó la depuración de los registros, eliminando duplicados y documentos inconsistentes mediante el software Atenea Sires, lo que dio como resultado un total de 329 registros depurados.

En la etapa de selección, los 329 registros depurados fueron evaluados mediante la revisión de títulos y resúmenes, aplicando criterios de inclusión y exclusión orientados a identificar estudios con una relación directa

entre la inteligencia artificial y la gestión de activos empresariales. Como resultado de este proceso, se excluyeron 248 registros por no

cumplir con el enfoque temático definido, seleccionándose 81 informes para su recuperación en texto completo.

Posteriormente, en la fase de elegibilidad, los informes recuperados fueron analizados en profundidad con el fin de determinar su admisibilidad final. En esta etapa, se

excluyeron 24 estudios debido a la falta de un enfoque analítico sustantivo o a la ausencia de una aplicación explícita de la inteligencia artificial en el ámbito de la gestión de activos empresariales.

Finalmente, en la etapa de inclusión, 57 estudios cumplieron con los criterios establecidos y fueron incorporados en la revisión cualitativa, constituyendo el corpus final para el análisis en profundidad y la discusión de los resultados.

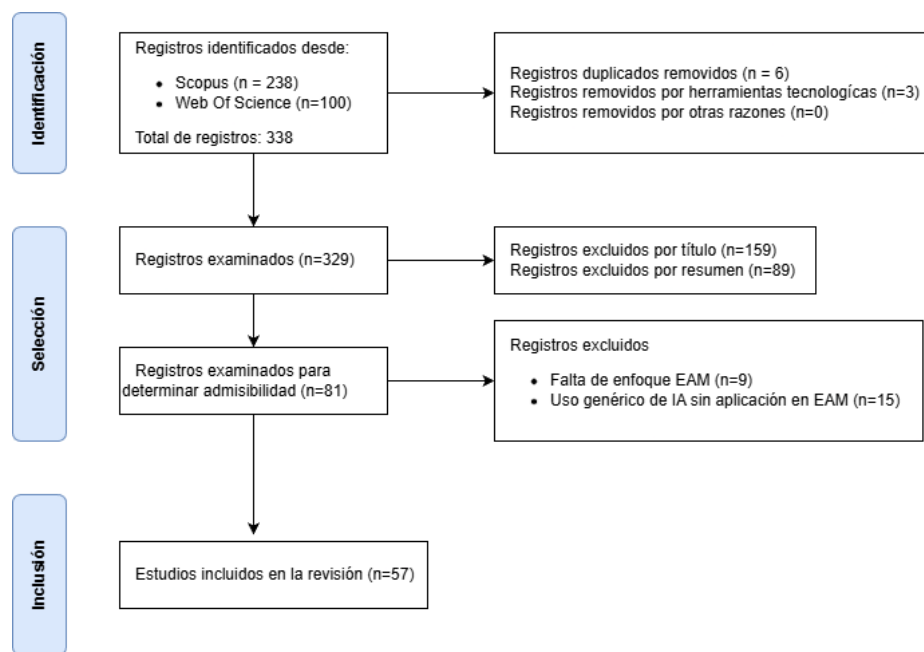


Fig 1. Diagrama PRISMA

Resultados y Discusión

El análisis bibliométrico realizado permitió a través de mapas de coocurrencia identificar conceptos clave y términos emergentes necesarios para definir tres vertientes en la investigación que muestran como los EAM han

ido avanzando con base a la transformación tecnológica y analítica de los procesos empresariales dados por la IA [6], [7], [8].

La siguiente visualización representa este análisis mediante clústeres de color verde, rojo y azul.

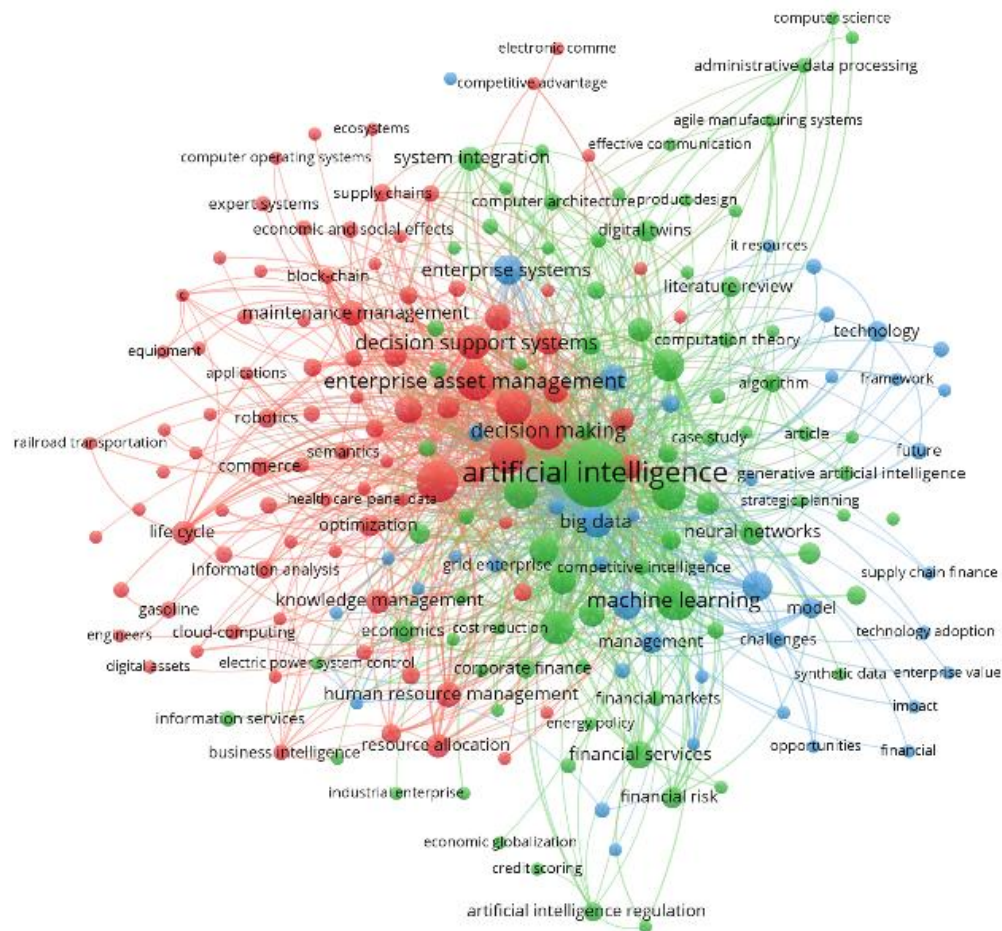


Fig 2. Vertientes teóricas que fundamentan el campo de estudio

1. Transformación tecnológica y capacidad analítica de los EAM

El clúster identificado en color verde evidencia una línea de investigación orientada a la modernización tecnológica de los sistemas EAM, impulsada por la incorporación de técnicas de inteligencia artificial y modelos de aprendizaje automático basados en datos [9]. La coocurrencia de términos asociados a conceptos, técnicas y modelos de IA sugieren que los autores investigan líneas asociadas al mejoramiento de las capacidades en la gestión de activos empresariales usando la IA como una herramienta central. [10].

En este eje, los estudios destacan la importancia de aplicar diferentes técnicas de IA para mejorar los procesos operativos y a

fortalecer la toma de decisiones en entornos empresariales [11], marcando una transición hacia nuevos enfoques más complejos, diferentes a los tradicionales en la gestión de activos [12], [13].

2. Generación de valor

El clúster en color azul muestra aquellos estudios que profundizan en las implicaciones económicas de integrar IA en los sistemas EAM [14], [15], resaltando como esta herramienta mejora los aspectos intangibles como los procesos, la capacidad humana y la relación con los clientes, generando valor en las compañías [16]. Por consiguiente, se identifica una relación directa entre los EAM inteligentes y la valorización de intangibles dentro de procesos organizacionales [17]

En contextos de restricciones monetarias como las que viven las MIPYMES [18], [19], la optimización y automatización de tiempo y recursos se vuelve un pilar indispensable para la supervivencia de estas [20], provocando que la IA tome un papel relevante e indispensable en estos entornos.

3. Gobernanza y cultura organizacional

El clúster rojo se centra en conceptos organizacionales, culturales y de gobernanza asociados y como estos son modificados a partir de la adopción de sistemas EAM basados en inteligencia artificial [21]. Los resultados sugieren que las estrategias de gobernanza condicionan las capacidades de la compañía, a partir de la dependencia de resultados tangibles en la toma de decisiones y su influencia en los cambios organizacionales [22], [23], [24].

En este eje se identifican barreras relacionadas con la usabilidad de los sistemas, la curva de aprendizaje y la resistencia al cambio, particularmente acentuadas en las MIPYMES [25], [26], donde las limitaciones en capital humano y en gobernanza de datos y procesos resultan más pronunciadas [27].

En conjunto, el mapa de coocurrencia evidencia que uno de los hallazgos más

relevantes de la literatura analizada es la reducción progresiva de barreras técnicas, especialmente aquellas asociadas a la fragmentación de datos, la baja calidad de la información y la limitada capacidad analítica de los EAM tradicionales [28].

La centralidad de la inteligencia artificial en la red confirma una tendencia hacia arquitecturas de gestión de activos más inteligentes, integradas y orientadas a los datos [29], [30].

4. La IA como un elemento integrador.

El mapa de visualización de coocurrencia basada en el año promedio de publicación (2016 a 2024), identifica la evolución temática de la investigación. La centralidad del nodo “artificial intelligence” confirma su rol como eje articulador, conectando de manera transversal las vertientes tecnológicas, económicas y organizacionales previamente descritas.

Esta visualización confirma a la IA como un elemento de integración entre la gestión de activos empresariales y líneas de gobernanza, cultura organizacional y sostenibilidad financiera [31], [32], disminuyendo los riesgos en contextos restrictivos de economías pequeñas. [33], [34].

analítica de los sistemas EAM tradicionales. La integración de técnicas de inteligencia artificial y sistemas centrados en datos aborda estas limitaciones al promover la estandarización de procesos analíticos en EAM reduciendo la dependencia de procesos manuales intensivos y aumentando la robustez de los modelos de decisión.

Desde una perspectiva económica una barrera importante encontrada está relacionada con el costo de implementación y mantenimiento de sistemas EAM avanzados, junto con la percepción de un retorno de inversión incierto, especialmente en organizaciones con restricciones presupuestarias como las MIPYMES. La IA rompe esta barrera a partir de la optimización del ciclo de vida de los activos y generando valor económico a través de mejoras en la eficiencia, la toma de decisiones y la capacidad de respuesta organizacional. La IA actúa como un facilitador tecnológico, de cambio estratégico y de creación de valor.

Más allá de aspectos técnicos y económicos, la adopción de EAM está condicionada por barreras organizacionales las cuales son particularmente fuertes en MIPYMES, donde las capacidades de gestión del cambio, capacitación del personal y gobernanza de datos son más limitadas. Este estudio revela que estas barreras pueden ser atenuadas mediante enfoques que incorporan no solo tecnología, sino soporte organizacional e institucional al integrar marcos éticos, normativos y de responsabilidad los cuales disminuyen la percepción de riesgo y aumenta la confianza en la tecnología.

En conjunto, estos hallazgos confirman que la adopción de sistemas EAM está mediada por un conjunto de barreras estructurales (técnicas, económicas y organizacionales) que interactúan y potencian sus efectos negativos.

Sin embargo, la revisión exhaustiva de la literatura indica que la IA actúa como un factor determinante para modificar estas barreras, su capacidad para usar los datos, adaptar y mejorar procesos, favorece la confianza, cambia las dinámicas organizacionales y mejora la sostenibilidad de las compañías, especialmente aquellas que están en contextos de economías crecientes.

Conclusiones

Mediante la revisión sistemática y análisis bibliométrico se confirma que existen barreras que condicionan la adopción de sistemas de gestión y mantenimiento de activos empresariales, dichas barreras son técnicas, económicas y organizacionales estas interactúan y se refuerzan en especial en el contexto de las mipymes.

Los resultados muestran que la IA actúa como un catalizador para modificar las barreras al fortalecer capacidades de analítica predictiva, automatización y gestión integral de datos. Desde el punto de vista económico, la IA contribuye a la optimización del ciclo de vida de los activos y mejora el retorno sobre la inversión (ROI), Redefiniendo la percepción de valor asociada a los EAMs. A nivel organizacional, la incorporación de la IA favorece el uso de los sistemas, la toma de decisiones informadas y los mecanismos de gobernanza. En conclusión, el estudio confirma que la inteligencia artificial no solo impulsa la evolución en cuanto a tecnología de los EAMs, sino que transforma estructuralmente los modelos de gestión de activos con enfoques proactivos, inteligentes y sostenibles.

Referencias

- [1] N. J. Van Eck and L. Waltman, "VOSviewer Manual version 1.5.4,"

- Aug. 2013. [Online]. Available: https://www.vosviewer.com/documentation/Manual_VOSviewer_1.5.4.pdf
- [2] M. J. Page *et al.*, “PRISMA 2020 explanation and elaboration: updated guidance and exemplars for reporting systematic reviews,” *BMJ*, p. n160, Mar. 2021, doi: 10.1136/bmj.n160.
- [3] M. Kumpulainen and M. Seppänen, “Combining Web of Science and Scopus datasets in citation-based literature study,” *Scientometrics*, vol. 127, no. 10, pp. 5613–5631, Aug. 2022, doi: 10.1007/s11192-022-04475-7.
- [4] Galeano-Barrera Claudia, E. Romero-Riaño, and E. Barrera-Barrera, “Ateneasires,” 2023. [Online]. Available: <https://www.ateneasires.com/contacto/>
- [5] N. Jan van Eck and L. Waltman, “VOSviewer Manual,” 2023.
- [6] S. Makridakis, “The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms,” *Futures*, vol. 90, pp. 46–60, Jun. 2017, doi: 10.1016/j.futures.2017.03.006.
- [7] H. Benbya, T. H. Davenport, and S. Pachidi, “Artificial Intelligence in Organizations: Current State and Future Opportunities,” *Mis Quarterly Executive*, vol. 19, no. 4, 2020, Accessed: Jan. 24, 2026. [Online]. Available: <https://aisel.aisnet.org/misqe/vol19/iss4/4>
- [8] I. M. Enholm, E. Papagiannidis, P. Mikalef, and J. Krogstie, “Artificial Intelligence and Business Value: a Literature Review,” *Information Systems Frontiers*, vol. 24, no. 5, pp. 1709–1734, Oct. 2022, doi: 10.1007/s10796-021-10186-w.
- [9] I. Ahmed, G. Jeon, and F. Piccialli, “From Artificial Intelligence to Explainable Artificial Intelligence in Industry 4.0: A Survey on What, How, and Where,” *IEEE Trans. Industr. Inform.*, vol. 18, no. 8, pp. 5031–5042, Aug. 2022, doi: 10.1109/TII.2022.3146552.
- [10] J. Chen, C. P. Lim, K. H. Tan, K. Govindan, and A. Kumar, “Artificial intelligence-based human-centric decision support framework: an application to predictive maintenance in asset management under pandemic environments,” *Ann. Oper. Res.*, vol. 350, no. 2, pp. 493–516, Jul. 2025, doi: 10.1007/s10479-021-04373-w.
- [11] K. Vikhorev, R. Greenough, and N. Brown, “An advanced energy management framework to promote energy awareness,” *J. Clean. Prod.*, vol. 43, pp. 103–112, Mar. 2013, doi: 10.1016/j.jclepro.2012.12.012.
- [12] S. Mantravadi, C. Li, and C. Møller, “Multi-agent Manufacturing Execution System (MES): Concept, Architecture & ML Algorithm for a Smart Factory Case,” in *Proceedings of the 21st International Conference on Enterprise Information Systems*, SCITEPRESS - Science and Technology Publications, 2019, pp. 477–482. doi: 10.5220/0007768904770482.
- [13] Q. N. Nguyen, A. Sidorova, and R. Torres, “Artificial Intelligence in Business: A Literature Review and Research Agenda,” *Communications of the Association for Information*

- Systems*, vol. 50, pp. 175–207, 2022, doi: 10.17705/1CAIS.05007.
- [14] D. Bisht *et al.*, “Imperative Role of Integrating Digitalization in the Firms Finance: A Technological Perspective,” *Electronics (Basel)*, vol. 11, no. 19, p. 3252, Oct. 2022, doi: 10.3390/electronics11193252.
- [15] L. Kruse, N. Wunderlich, and R. Beck, *Artificial Intelligence for the Financial Services Industry: What Challenges Organizations to Succeed*. 2019. [Online]. Available: <https://hdl.handle.net/10125/60075>
- [16] L. Cao, P. S. Yu, C. Zhang, and H. Zhang, *Data Mining for Business Applications*. Boston, MA: Springer US, 2009. doi: 10.1007/978-0-387-79420-4.
- [17] S. Feuerriegel, Y. R. Shrestha, G. von Krogh, and C. Zhang, “Bringing artificial intelligence to business management,” *Nat. Mach. Intell.*, vol. 4, no. 7, pp. 611–613, Jul. 2022, doi: 10.1038/s42256-022-00512-5.
- [18] A. I. Canhoto and F. Clear, “Artificial intelligence and machine learning as business tools: A framework for diagnosing value destruction potential,” *Bus. Horiz.*, vol. 63, no. 2, pp. 183–193, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.bushor.2019.11.003.
- [19] A. Y. A Bani Ahmad *et al.*, “International Journal of INTELLIGENT SYSTEMS AND APPLICATIONS IN ENGINEERING Artificial Intelligence Perspective Framework of the Smart Finance and Accounting Management Model,” Nov. 2023. [Online]. Available: www.ijisae.org
- [20] P. Giudici and E. Raffinetti, “SAFE Artificial Intelligence in finance,” *Financ. Res. Lett.*, vol. 56, p. 104088, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.frl.2023.104088.
- [21] J. Schneider, R. Abraham, C. Meske, and J. Vom Brocke, “Artificial Intelligence Governance For Businesses,” *Information Systems Management*, vol. 40, no. 3, pp. 229–249, Jul. 2023, doi: 10.1080/10580530.2022.2085825.
- [22] R. P. Buckley, D. A. Zetzsche, D. W. Arner, and B. W. Tang, “Regulating Artificial Intelligence in Finance: Putting the Human in the Loop Law,” 2023. Accessed: Jan. 24, 2026. [Online]. Available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3831758
- [23] J. Cobbe and J. Singh, “Artificial intelligence as a service: Legal responsibilities, liabilities, and policy challenges,” *Computer Law & Security Review*, vol. 42, p. 105573, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.clsr.2021.105573.
- [24] V. Vakkuri, K.-K. Kemell, J. Kultanen, and P. Abrahamsson, “The Current State of Industrial Practice in Artificial Intelligence Ethics,” *IEEE Softw.*, vol. 37, no. 4, pp. 50–57, Jul. 2020, doi: 10.1109/MS.2020.2985621.
- [25] M. Anagnostou *et al.*, “Characteristics and challenges in the industries towards responsible AI: a systematic literature review,” *Ethics Inf. Technol.*, vol. 24, no. 3, p. 37, Sep. 2022, doi: 10.1007/s10676-022-09634-1.
- [26] K. Kawamoto *et al.*, “Establishing a multidisciplinary initiative for interoperable electronic health record

- innovations at an academic medical center,” *JAMIA Open*, vol. 4, no. 3, Jul. 2021, doi: 10.1093/jamiaopen/ooab041.
- [27] J. L. Mezrich, “Is Artificial Intelligence (AI) a Pipe Dream? Why Legal Issues Present Significant Hurdles to AI Autonomy,” *American Journal of Roentgenology*, vol. 219, no. 1, pp. 152–156, Jul. 2022, doi: 10.2214/AJR.21.27224.
- [28] G. Lazaroiu *et al.*, “Digital twin-based cyber-physical manufacturing systems, extended reality metaverse enterprise and production management algorithms, and Internet of Things financial and labor market technologies in generative artificial intelligence economics,” *Oeconomia Copernicana*, vol. 15, no. 3, pp. 837–870, Sep. 2024, doi: 10.24136/oc.3183.
- [29] C. Brooks, C. Gherhes, and T. Vorley, “Artificial intelligence in the legal sector: pressures and challenges of transformation,” *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, vol. 13, no. 1, pp. 135–152, May 2020, doi: 10.1093/cjres/rsz026.
- [30] J. Żywiołek, “Creating Knowledge-Based Value for Data Security in Enterprises,” *European Conference on Knowledge Management*, vol. 26, no. 2, pp. 1136–1145, Aug. 2025, doi: 10.34190/eckm.26.2.3987.
- [31] X. Xing, Z. Zhang, and W. He, “AI technology, AI narrative, and firm value,” *Technovation*, vol. 149, p. 103349, Jan. 2026, doi: 10.1016/j.technovation.2025.103349.
- [32] L. Wang, T. Chen, X. Wang, and M. Cheng, “The Impact of Artificial Intelligence on Corporate Strategic Decision-Making: Convergence or Differentiation?,” in *Proceedings of the 2025 International Conference on Digital Economy and Intelligent Computing*, New York, NY, USA: ACM, May 2025, pp. 187–191. doi: 10.1145/3746972.3747003.
- [33] B. Feng, X. Chen, and H. Tang, “AI-driven green governance: Assessing the impact of artificial intelligence on corporate sustainability performance,” *Journal of Innovation & Knowledge*, vol. 11, p. 100869, Jan. 2026, doi: 10.1016/j.jik.2025.100869.
- [34] M. Ahdadou, A. Aajly, and M. Tahrouch, “Enhancing corporate governance through AI: a systematic literature review,” *Technol. Anal. Strateg. Manag.*, vol. 37, no. 11, pp. 1753–1766, Nov. 2025, doi: 10.1080/09537325.2024.2326120.
- [35] K. Ahi, C.-H. Hsieh, and G. Fenger, “LLMs and LVMs for agentic AI: a GPU-accelerated multimodal system architecture for RAG-grounded, explainable, and adaptive intelligence,” in *Photomask Technology 2025*, V. Philipsen and L. S. Melvin, Eds., SPIE, Nov. 2025, p. 107. doi: 10.1117/12.3078485.
- [36] Y. Shi, T. Wu, C. Qin, and B. Liu, “The value-creating potential of AI: A multi-dimensional analysis of effects and mechanisms,” *International Review of Financial Analysis*, vol. 108, p. 104694, Dec. 2025, doi: 10.1016/j.irfa.2025.104694.
- [37] R. Sabharwal, S. J. Miah, S. F. Wamba, and P. Cook, “Extending application of explainable artificial intelligence for managers in financial organizations,” *Ann. Oper. Res.*, vol. 354, no. 1, pp.

309–339, Nov. 2025, doi:
10.1007/s10479-024-05825-9.

- [38] S. Gehrmann *et al.*, “Understanding and Mitigating Risks of Generative AI in Financial Services,” in *Proceedings of the 2025 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, New York, NY, USA: ACM, Jun. 2025, pp. 2570–2586. doi: 10.1145/3715275.3732168.
- [39] W. Alhyasat, E. Alhyasat, and S. A. Khattab, “Technology trends in strategic management in the AI era: Systematic literature review,” *Human Systems Management*, vol. 44, no. 5, pp. 764–781, Sep. 2025, doi: 10.1177/01672533251322396.
- [40] R. Alexandro, “Strategic human resource management in the digital economy era: an empirical study of challenges and opportunities among MSMEs and startups in Indonesia,” *Cogent Business & Management*, vol. 12, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1080/23311975.2025.2528436.

2. Celular: +57 300 899 0031
3. Dirección del autor: Carrera 7 # 40 53
4. Email: ldjmendi@gmail.com
5. Bogotá, D.C. – Colombia

Hoja de Vida: Laura Daniela Jiménez
Mendivelso

Nacida en Bogotá, Ingeniera Industrial de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, candidata a Magíster en Ingeniería Industrial de la Universidad Distrital Francisco Jose de Caldas, expresidente capitular IEEE Industry Applications Society (IEEE IAS) Universidad Distrital, Technical Account Manager de Oracle, afiliada a ACIEM

1. Nombre del autor: Laura Daniela Jiménez Mendivelso